

기하 정보를 이용한 Multistatic FMCW SAR 영상의 왜곡 보정 기법

PSF Distortion Correction for Multistatic FMCW SAR Imaging Using Geometry-Aware Network

조민곤 · 이인혁 · 김현동 · 신희섭* · 옥재우* · 백민영* · 유응노* · 김경태

Min-Gon Cho · In-Hyeok Lee · Hyun-Dong Kim · Hee-Sub Shin* · Jae-Woo Ok* ·
Min-Young Back* · Eung-Noh You* · Kyung-Tae Kim

요 약

본 연구에서는 cross-track multistatic FMCW SAR 환경에서 송신기와 수신기의 기하 구조에 의해 발생하는 점확산 함수(PSF, point spread function) 왜곡을 보정하기 위한 GPR-Net(geometry-aware PSF regularization network)을 제안하였다. 제안 네트워크는 baseline, bistatic angle, squint angle 등 기하 정보를 조건으로 주입받아 geometry에 따라 비선형적으로 변하는 PSF를 학습적으로 보정한다. FiLM 기반 geometry-conditioned U-Net과 geometry-dependent kernel prediction 모듈을 결합하여, geometry 변화에 따른 PSF의 이방성(anisotropy) 및 방향성 왜곡을 효과적으로 감소시켰다. 또한 실제 FMCW 신호 모델을 기반으로 한 이상적인 단일 점표적의 물리적 시뮬레이션 데이터셋을 구축하여, geometry 변화에 따른 PSF 왜곡 특성을 정량적으로 검증하였다. 실험 결과, 제안 기법은 anisotropy를 약 23 %, orientation error를 70 % 이상 감소시켜 PSF의 형태적 안정성을 확보하였다. 본 연구는 geometry-aware 딥러닝 접근을 통해 multistatic SAR 영상의 해상도 균질화 및 PSF 수준의 응답 일관성 향상을 동시에 달성할 수 있음을 보여주었으며, 본 기법은 향후 실측 SAR 데이터 및 복잡한 multi-static 환경으로의 확장 가능성을 제시한다.

Abstract

This paper proposes a geometry-aware point spread function (PSF) regularization network (GPR-Net) to correct geometry-induced distortions in cross-track multistatic frequency modulated continuous wave synthetic aperture radar (FMCW SAR) imaging. Bistatic configurations suffer from anisotropic PSFs that vary nonlinearly with the transmitter - receiver baseline, bistatic angle, and squint angle. GPR-Net incorporates these geometric parameters as conditional inputs and employs a feature-wise linear modulation (FiLM)-based U-Net coupled with a dynamic kernel prediction module to learn geometry-specific PSF corrections. A GPU-based FMCW SAR simulator was implemented to generate an ideal single-point target dataset that reproduced the PSF distortions under varying geometric conditions. The experimental results show that GPR-Net reduced the anisotropy by approximately 23 % and the orientation error by over 70%, thereby achieving morphologically stable PSFs across diverse geometries. These findings demonstrate that geometry-aware regularization can achieve resolution homogenization and PSF-level response consistency in multistatic SAR imaging simulations, and suggest its potential extension to actual SAR data and more complex multistatic environments.

Key words: Synthetic Aperture Radar (SAR), Multistatic SAR, FMCW Radar, Point Spread Function (PSF), Geometry-Aware Learning

「이 연구는 LIG 디펜스&에어스페이스(구 LIG넥스원) 산학협력과제 지원으로 연구되었음.」

포항공과대학교 전자전기공학과(Department of Electrical Engineering, Pohang University of Science and Technology)

*LIG 디펜스&에어스페이스, 구 LIG넥스원(LIG Defense&Aerospace, formerly LIG Nex1)

· Manuscript received November 5, 2025 ; Revised December 21, 2025 ; Accepted December 22, 2025. (ID No. 20251105-136)

· Corresponding Author: Kyung-Tae Kim (e-mail: kkt@postech.ac.kr)

I. 서 론

합성개구레이다(SAR, synthetic aperture radar)는 기상이나 조명 조건에 관계없이 지상 및 해상 목표물을 고해상도로 영상화할 수 있는 능동형 센서로서 항공·우주·국방·환경 감시 등 다양한 분야에서 핵심 기술로 활용되고 있다^{[1]-[3]}. 전통적인 펄스형 SAR은 높은 출력의 송신 신호를 사용하지만 하드웨어 구성의 복잡성과 높은 전력 소모가 문제로 지적되어 왔다. 이에 비해 주파수변조연속파(FMCW, frequency-modulated continuous wave) 기반 SAR은 낮은 송신 전력과 간단한 하드웨어 구조를 가지며 연속파 형태로 송수신이 이루어져 단거리 고해상도 영상에 특히 적합하다^[4]. 이러한 특성 덕분에 최근에는 소형 무인기(UAV)나 소형 위성에 탑재 가능한 경량화 SAR 시스템의 핵심 기술로 주목받고 있다.

한편 기존의 SAR 시스템은 송신기(Tx)와 수신기(Rx)가 동일한 위치를 공유하는 monostatic 구조를 기반으로 발전해왔다. 그러나 최근에는 Tx와 Rx를 분리하여 운용하는 이중기(bistatic) SAR 및 다중기(multistatic) SAR 구성이 활발히 연구되고 있다^{[5]-[6]}. 이 방식은 한 개의 송신 신호를 여러 수신기가 공유함으로써 플랫폼 수를 최소화하면서도 공간적 다중 관측(spatial diversity)을 확보할 수 있다는 장점을 갖는다. 또한 통신 신호, 상용 레이다 신호, 위성 방송 등 기존 전파원을 재활용할 수 있어 비용 효율성이 뛰어나며 군사·감시 응용에서도 레이다 탐지 방지 측면에서 큰 이점을 가진다.

하지만 이러한 장점에도 불구하고 multistatic SAR 영상 복원은 monostatic 대비 훨씬 복잡한 기하 구조를 가지며 여러 가지 문제점을 수반한다. 송신기와 수신기가 서로 다른 위치를 이동하기 때문에 각 수신 시점마다 위상 보정(reference phase compensation)이 달라지고 동일 표적의 반사 신호가 수신기에 도달할 때의 시간 지연(time delay)과 도플러 편이(Doppler shift)가 Tx-Rx 기하 구조(geometry)에 따라 비선형적으로 변화한다. 그 결과 영상 복원 시 발생하는 점확산함수(PSF, point spread function)가 단순한 sinc 형태를 벗어나게 되고, PSF의 모양이 바이스태틱각(bistatic angle), 수평 간격(baseline), 스퀀트각(squint angle) 등에 따라 비등방(anisotropic)하게 변형된다^[7]. 이와 같은 geome-

try-induced PSF 형상 변화는 큰 squint를 갖는 monostatic SAR에서도 나타날 수 있으나 본 논문에서 다루는 cross-track multistatic 환경에서는 Tx-Rx 분리로 인해 그 정도가 특히 심하게 나타난다. 특히 cross-track 방향으로 Tx-Rx가 크게 분리된 경우 PSF가 타원형으로 왜곡되거나 거리-방위 축이 기울어지는 등의 기하적 왜곡(geometric distortion)이 발생하여 영상 해상도 저하와 위상 정합 오류를 유발한다. 여기서 왜곡은 물리적으로 잘못된 응답을 의미하는 것이 아니라 기준 PSF에 비해 기하 변화에 따라 이방성, 기울기, range-azimuth 결합 양상이 달라지는 상대적 차이를 가리킨다. 본 연구에서는 이러한 상대적 차이를 하나의 기준 PSF로 정규화(homogenization)하기 위해 가장 등방적인 monostatic 구성을 대표적인 기준 PSF로 사용한다.

기존 연구들은 이러한 geometry-induced PSF 왜곡을 물리적으로 모델링하거나 영상 복원 단계에서 정합 필터(matched filter)의 파라미터를 보정하는 방식으로 접근해왔다^{[8]-[9]}. 예를 들어 Tx-Rx 기하 구조를 이용한 등시간면(isorange surface) 근사나 multistatic 레이다 방정식 기반의 위상 보정 등이 대표적이다. 그러나 실제 시스템에서는 플랫폼 자세 오차, FMCW 송신 신호의 비선형성, 수신 채널 간 위상 불일치 등 다양한 비이상(non-ideal) 요소가 존재하므로 순수한 물리 모델만으로는 실제 PSF 왜곡을 완전히 설명하기 어렵다. 또한 baseline이나 squint angle이 변화함에 따라 PSF 형태가 비선형적으로 변하기 때문에 기존의 고정 필터 기반 복원법으로는 모든 기하 조건을 동시에 보정하기가 어렵다. 이러한 이유로 최근에는 데이터 기반 접근법을 통해 기하에 따른 왜곡 보정을 학습적으로 수행하려는 시도가 증가하고 있다^{[10]-[12]}.

본 연구에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 bistatic을 포함한 multistatic FMCW SAR 환경에서 Tx-Rx 기하 구조에 따른 PSF 왜곡을 학습적으로 보정하는 새로운 접근법을 제안한다. 제안 모델은 각 송·수신 쌍을 독립적인 geometry-conditioned 관측으로 처리하여 다중 기하 조건에서의 PSF 일관성을 학습적으로 보장한다. 제안하는 기하정보 기반 PSF 정규화 네트워크(GPR-Net, geometry-aware PSF regularization network)은 복소 SAR 이미지를 입력으로 받아 기하 정보를 조건(condition)으로 함께 주입받음으로써 기하에 따라 변화하는 PSF의 형태를 모델

링하고 이를 통해 영상의 등방성(isotropy)을 복원한다.

본 연구의 주요 기여점은 다음과 같이 요약된다. 1) baseline, bistatic angle, squint angle 등 기하 정보를 특성별 선형 변조(FiLM, feature-wise linear modulation)^[13] 형태로 네트워크 내부 특징(feature)에 주입함으로써 geometry-dependent feature scaling 및 bias 조정을 실현하였다. 이를 통해 하나의 네트워크가 다양한 multistatic 구성에 적응적으로 대응할 수 있도록 설계하였다. 2) 기하 벡터를 입력으로 하는 커널 예측 네트워크(KPN, kernel prediction network)^[14]을 추가하여 각 기하 조건에서 발생하는 PSF의 형태를 동적으로 예측하고 학습 과정에서 잔차(residual) 형태로 PSF 보정을 수행하였다. 이 구조는 기존의 고정 PSF 보정보다 훨씬 유연하며 baseline이 크거나 squint가 심한 경우에도 안정적으로 수렴한다. 3) 실제 FMCW 송신파형, 플랫폼 이동, 역투영(back-projection) 알고리즘 등을 GPU 환경에서 구현하여 이상적인 단일 점표적 조건에서 bistatic 기하 변화에 따른 PSF 왜곡을 정확히 모사하였다. 생성된 데이터셋은 baseline, bistatic angle, squint angle의 조합을 다변화하여 단일 점표적에 대한 1만 개의 복소 영상 샘플로 구성되었으며 이를 통해 제안 네트워크가 물리적으로 일관된 학습을 수행할 수 있도록 하였다. 이때, 플랫폼의 요동이나 궤도 오차, 분포 표적 및 낮은 SNR 환경 등의 요소는 본 논문의 데이터셋 구성 범위에서 제외하였다.

본 연구의 목적은 단순히 영상의 시각적 품질을 향상시키는 것이 아니라 geometry 변화에 따른 PSF의 형태적 안정성(morphological consistency)을 확보하는 것이다. 즉, 다양한 Tx-Rx 배치에서도 동일한 표적이 가능한 한 등방적이고 복소 위상 패턴이 일관된 PSF를 갖도록 학습함으로써 multistatic SAR 영상의 공간 해상도 균질화(resolution homogenization)와 PSF 수준의 응답 일관성 향상을 동시에 달성하고자 한다. 또한 제안하는 구조는 특정 monostatic 기하에 종속되지 않으므로 사용자가 정의한 다른 기준 PSF로도 동일하게 확장 가능하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 multistatic FMCW SAR의 기하 모델과 PSF 왜곡의 이론적 원리를 분석한다. III장에서는 제안하는 GPR-Net의 세부 구조와 학습 전략을 기술한다. IV장에서는 bistatic 시뮬레이터 기반 데이터셋의 구성 절차와 실험 설정을 설명한다. V장에서

는 다양한 기하 조건에서 제안 기법의 성능을 정량적으로 평가하고, 기존 방법과의 비교를 통해 효과를 분석한다. 마지막으로 VI장에서 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

II. Multistatic FMCW SAR 기하모델 및 PSF 분석

본 장에서는 제안 기법의 물리적 기반을 이루는 cross-track multistatic FMCW SAR 기하 구조를 정의하고, 이에 따른 신호 모델과 PSF의 형상 변화를 이론적으로 고찰한다.

2-1 Bistatic FMCW 레이다 기하구조

Multistatic SAR 시스템은 Tx와 Rx가 서로 다른 궤적을 따라 이동하며 동일한 표적을 관측하는 구조로 정의된다. Multistatic SAR 시스템은 bistatic SAR 시스템을 통해 쉽게 확장될 수 있으므로 본 연구에서는 bistatic SAR 시스템에 대한 분석을 통해 multistatic SAR 시스템으로의 확장을 제시한다. 그림 1은 본 연구에서 고려한 cross-track bistatic geometry를 나타낸다. 송신기와 수신기는 동일한 고도 h 에서 평행하게 이동하며 두 플랫폼 간의 baseline을 B 라 하고, 관측 중심점을 원점으로 정의한다.

표적의 위치를 $p_t = (x_t, y_t, 0)$ 라 할 때, 시간 t 에서 송신기와 수신기의 위치는 각각 식 (1)과 같이 표현된다.

$$p_{Tx(t)} = (v_{Tx}t, -B/2, h), \quad p_{Rx(t)} = (v_{Rx}t, +B/2, h) \quad (1)$$

여기서 v_{Tx} , v_{Rx} 는 각 플랫폼의 속도이다. Cross-track bistatic 환경에서는 일반적으로 $v_{Tx} = v_{Rx} = v_a$ 로 가정하며, 송신기와 수신기가 동일한 방향으로 이동한다.

표적까지의 송신 거리 $R_{Tx}(t)$ 와 수신 거리 $R_{Rx}(t)$ 는

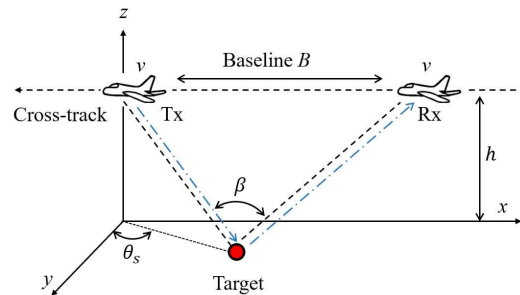


그림 1. 바이스테틱 FMCW SAR 구조
Fig. 1. Bistatic FMCW SAR configuration.

$$R_{Tx}(t) = \| p_{Tx}(t) - p_{t_{vert}} \|, \quad R_{Rx}(t) = \| p_{Rx}(t) - p_t \| \quad (2)$$

로 주어지며, 이들의 합 $R_{bi}(t) = R_{Tx}(t) + R_{Rx}(t)$ 가 bistatic 경로 길이를 정의한다. Bistatic angle β 는 표적 위치에서 송신기와 수신기 방향 벡터가 이루는 각으로 정의되며,

$$\beta = \cos^{-1} \left(\frac{(p_t - p_{Tx}) \cdot (p_t - p_{Rx})}{\| p_t - p_{Tx} \| \cdot \| p_t - p_{Rx} \|} \right) \quad (3)$$

으로 계산된다. 이 각이 커질수록 bistatic geometry의 비등방성이 증가하며 PSF의 이방성(anisotropy)과 range-azimuth coupling이 두드러진다.

2-2 Bistatic FMCW 송신 및 수신 신호 모델

FMCW 송신 신호는 중심 주파수 f_c 와 대역폭 B , 신호 지속시간 T 를 갖는 선형 주파수 변조(chirp) 형태로 식 (4)와 같이 표현된다.

$$s_{Tx}(t) = \exp[j \cdot 2\pi [f_c t + (K/2)t^2]], \quad K = B/T \quad (4)$$

송신된 신호가 표적에 반사되어 수신기에 도달하는 시간 지연은 bistatic 경로에 따라

$$\tau(t) = \frac{R_{Tx}(t) + R_{Rx}(t)}{c} \quad (5)$$

으로 주어지며, 이에 따른 수신 신호는

$$s_{Rx}(t) = \sigma_t \exp[j2\pi(f_c(t - \tau(t)) + (K/2)(t - \tau(t))^2)], \quad (6)$$

으로 주어진다. 여기서 σ_t 는 표적의 복소 반사 계수(scattering coefficient), c 는 광속이다. 송신기와 수신기에서의 신호를 곱셈하여 얻는 비트(beat) 신호는 식 (7)과 같이 근사된다.

$$\begin{aligned} s_b(t) &= s_{Tx}(t) s_{Rx}^*(t) \\ &\approx \exp[-j2\pi f_c R_{bi}(t)/c] \exp[-j2\pi K t R_{bi}(t)/c] \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 첫 번째 항은 고정 위상 성분, 두 번째 항은 beat 주파수 $f_b = K R_{bi}(t)/c$ 에 해당하며 FMCW 레이더의 range 정보는 이 beat 주파수로부터 추출된다.

2-3 영상 형성 및 Back-Projection

각 수신 위치에서 획득된 복소 beat 신호를 정합 필터

링 후 적분하면 bistatic back-projection 영상 $I(x, y)$ 는 식 (8)과 같이 표현된다.

$$I(x, y) = \sum_{n=1}^{N_a} s_b(t_n) \exp\left[-\frac{j4\pi f_c}{c} (R_{Tx}^{(n)}(x, y) + R_{Rx}^{(n)}(x, y))\right] \quad (8)$$

여기서 N_a 는 azimuth 방향 샘플 수, t_n 은 n 번째 송신 시점이다. 식 (8)은 bistatic back-projection의 일반형으로, 각 위치 (x, y) 의 위상을 송·수신 거리의 합에 맞춰 보상한다. 이때 복원된 영상의 PSF는 등거리면(isorange)과 등도플러면(isodoppler)의 교차 형태로 정의되며 Tx-Rx의 기하 배치에 따라 PSF의 주엽(mainlobe) 및 부엽(sidelobe) 형태가 달라진다.

Monostatic 구성에서는 PSF가 대체로 원형에 가까운 sinc 함수를 이루지만 bistatic 구성에서는 baseline이 증가할수록 PSF가 타원형으로 변형되고 mainlobe가 range 축을 따라 기울어지게 된다.

2-4 Geometry에 따른 PSF 왜곡 특성

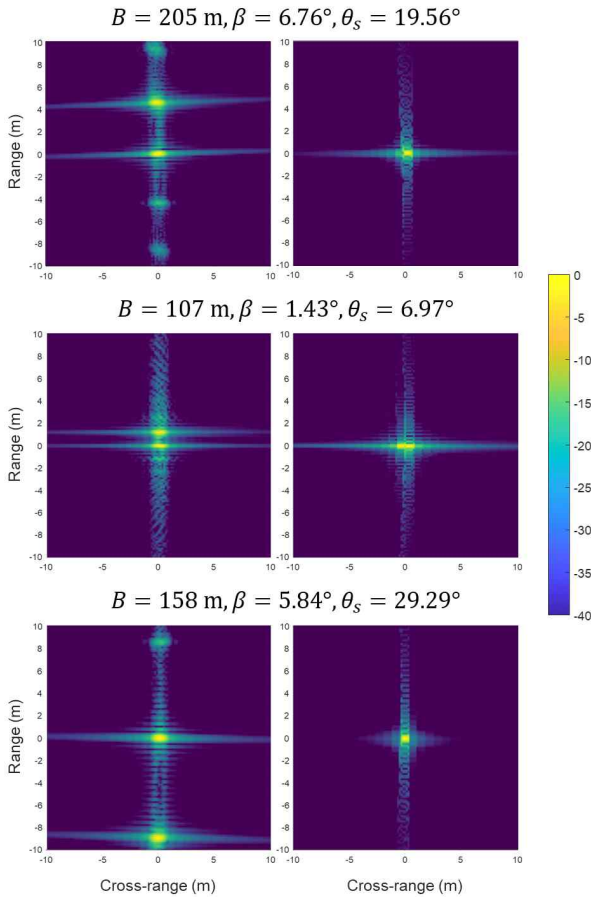
PSF의 폭과 방향성은 bistatic geometry에 의해 결정된다. 이를 단순화하여 근사적으로 표현하면 식 (9)와 같다.

$$\Delta r \approx \frac{c}{2 \cdot B \cos(\beta/2)}, \quad \Delta a \approx \frac{\lambda}{2 \cdot L_{eq}} \quad (9)$$

여기서 Δr 과 Δa 는 각각 range 및 azimuth 해상도, $\lambda = c/f_c$ 는 파장, L_{eq} 는 등가 개구 길이(effective aperture length)이다. 식 (9)에서 보듯이 bistatic angle β 가 커질수록 $\cos(\beta/2)$ 항에 의해 range 해상도가 악화되며, azimuth 해상도 역시 baseline과 관련된 L_{eq} 의 변화로 인해 왜곡된다. 결과적으로 PSF는 anisotropic 형태로 변형되어 동일 표적이라도 기하 조건에 따라 모양과 크기가 달라진다.

이러한 geometry-dependent PSF는 단일 convolution kernel이나 고정 matched filter로는 정확히 모델링하기 어렵다. 따라서 본 연구에서는 이를 geometry-conditioned dynamic kernel prediction 방식으로 근사하며, 네트워크 학습을 통해 기하에 따른 PSF 변화를 암묵적으로 학습하도록 설계하였다.

그림 2는 본 연구에서 제작한 FMCW bistatic SAR 시뮬레이터를 이용하여 이상적인 단일 점표적 조건에서 생성한 예시 영상으로, 그림 2(a) 및 그림 2(b)에 왜곡이 발생한



(a) 왜곡된 바이스테틱 영상 (b) 기준 모노스테틱 영상
(a) Distorted bistatic image (b) Reference monostatic image

그림 2. Geometry variation에 따른 PSF 왜곡 예시
Fig. 2. Example of geometry-dependent PSF distortion.

이미지와 왜곡이 없는 경우를 각각 나타내었다. baseline과 bistatic angle의 변화에 따라 PSF가 타원형으로 변형되고 range-azimuth 축이 기울어지는 현상을 보여준다. 특히 baseline이 커질수록 mainlobe의 폭이 넓어지고 bistatic angle이 증가함에 따라 PSF의 축 방향이 비대칭적으로 변하는 것을 확인할 수 있다. 이는 기하 요소에 의해 발생하는 PSF 형상 변화의 특성을 잘 나타내며 이후 제안 네트워크가 이러한 왜곡을 학습적으로 복원하는 근거가 된다.

III. 제안된 기법

본 장에서는 기하 변화에 따라 비선형적으로 변형되는

PSF를 학습적으로 보정하기 위해 제안한 GPR-Net의 구조와 학습 절차를 기술한다. 전체 네트워크는 그림 3과 같이 PyTorch 기반으로 구현되었으며 주요 구성은 (1) FiLM 기반 geometry-conditioned U-Net, (2) KPN, (3) 복소수 손실 기반 학습 전략으로 이루어진다.

3-1 네트워크 구조 개요

입력 영상은 복소 SAR 이미지를 실수부와 허수부로 분리한 2채널 형태로 식 (10)과 같이 주어진다.

$$X = \begin{bmatrix} \text{Re}(I_{in}) \\ \text{Im}(I_{in}) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times H \times W}, \quad (10)$$

기하 정보를 포함하는 조건 벡터 $g \in \mathbb{R}^d$ 는 baseline, bistatic angle, squint angle을 포함하며 각 성분은 학습 안정성을 위해 평균-표준편차 정규화를 거쳐 입력된다. 네트워크의 backbone은 encoder-decoder 형태의 U-Net으로 구성되어 있으며 각 convolution block은 FiLM 층을 포함한다. FiLM은 geometry 벡터를 입력으로 하는 다층 퍼셉트론(MLP, multi-layer perceptron)을 통해 scaling 및 bias 계수를 계산하여 feature map F 에 식 (11)과 같이 선형 변조를 수행한다.

$$\text{FiLM}(F | g) = (1 + \alpha(g)) \odot F + \beta(g) \quad (11)$$

MLP로부터 산출된 modulation 파라미터이다. 각 block은 group normalization과 SiLU 활성화를 포함하며 encoder의 출력을 bilinear interpolation을 통해 up-sampling하여 skip connection과 함께 decoder로 전달한다. U-Net의 최종 출력은 복소 2채널 residual 형태의 PSF 보정 결과로 나타나며 이를 입력과 더하여 식 (12)와 같이 geometry-aware base

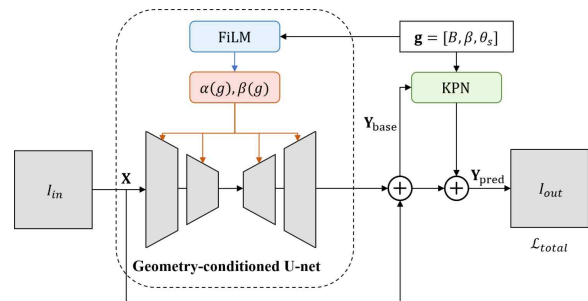


그림 3. 제안하는 geometry-aware PSF regularization network
Fig. 3. Proposed geometry-aware PSF regularization network.

output을 얻는다.

$$Y_{base} = X + U_{\theta_1}(X, g) \quad (12)$$

여기서 U_{θ_1} 은 FiLM 기반 U-Net의 매핑 함수, θ_1 은 네트워크 파라미터를 나타낸다.

3-2 PSF 커널 예측 네트워크

U-Net을 통해 생성된 base output은 기하에 따라 달라지는 PSF의 잔여 왜곡을 완전히 제거하지 못할 수 있다. 이를 보정하기 위해 기하 벡터 g 를 입력으로 하는 KPN을 추가하였다. KPN은 각 기하 조건에 대해 $2 \times 2 \times k \times k$ 크기의 복소 convolution kernel과 2차원 bias를 예측하며 식 (13) 관계를 근사한다.

$$(W, b) = K_{\theta_2}(g) \quad (13)$$

여기서 $W \in \mathbb{R}^{2 \times 2 \times k \times k}$ 는 복소 2채널 입력에 대한 필터 가중치, $b \in \mathbb{R}^2$ 는 bias 항이다. 예측된 kernel은 base feature에 동적으로 적용되어 geometry-specific residual을 보정한다.

$$Y_{pred} = Y_{base} + Conv(Y_{base}; W, b) \quad (14)$$

식 (14)는 기하에 따른 PSF 왜곡을 residual 형태로 보정하는 과정을 나타낸다. 이 residual 적용 방식은 학습 초기 단계에서 안정성을 확보하고 geometry 차이에 따른 출력 분산을 줄여준다.

3-3 복소수 표현 및 손실 함수

GPR-Net은 입력과 출력을 모두 복소수 형태로 처리한다. 복소수 신호의 학습 안정성을 위해 손실 함수는 복소 L1 손실과 크기(magnitude) 기반 L1 손실을 혼합하여 구성하였다.

$$L_{total} = L_{complex} + \lambda_{mag} L_{mag} \quad (15)$$

복소 손실 항은 실수·허수 채널에 대한 L1 거리로 정의되며,

$$L_{complex} = \| Y_{pred} - Y_{gt} \|_1 \quad (16)$$

이고, magnitude 손실은 복소 크기에 대한 L1 거리로 정의된다.

$$L_{mag} = \| |Y_{pred}| - |Y_{gt}| \|_1 \quad (17)$$

여기서 λ_{mag} 는 두 손실 항의 가중치를 조절하는 하이퍼파라미터이다. 실험에서는 $\lambda_{mag}=0.5$ 로 설정하였다.

3-4 학습전략

네트워크는 3개의 기하 변수 (B, β, θ_s)를 입력 조건으로 사용하며 학습 데이터셋은 bistatic FMCW 시뮬레이터를 통해 생성된 복소 영상쌍 (입력-타겟)으로 구성된다. 입력 영상은 기하 왜곡이 포함된 bistatic 영상이며 표적은 동일 단일 점표적을 monostatic 기하로 복원한 기준 PSF이다. 학습은 AdamW 옵티마이저를 사용하며 초기 학습률은 3×10^{-5} , 배치 크기는 4로 설정하였다. 모든 연산은 PyTorch 기반으로 NVIDIA RTX 4090 single GPU 환경에서 수행되었다.

IV. 데이터셋 구성 및 실험 설정

본 연구에서 제안한 GPR-Net을 학습 및 검증하기 위해 실제 FMCW 송수신 특성과 bistatic 기하 구조를 반영한 이상적인 물리 기반 시뮬레이션 데이터셋을 구축하였다. 데이터셋 생성 과정은 (1) 기하 샘플링 → (2) FMCW 신호 생성 → (3) Back-projection 영상 복원 → (4) PSF 정규화 및 라벨 구성의 4단계로 이루어진다.

4-1 기하 샘플링 전략

Cross-track bistatic 환경에서는 baseline B , bistatic angle β , squint angle θ_s 이 PSF 형태를 결정하는 주요 변수로 작용한다. 본 연구에서는 식 (18)의 조건 범위를 설정하여 데이터셋을 구성하였다.

$$B \in [50, 300]m, \beta \in [5^\circ, 45^\circ], \theta_s \in [-30^\circ, 30^\circ] \quad (18)$$

Baseline이 커질수록 PSF의 mainlobe가 타원형으로 늘어나며 bistatic angle이 커지면 range-azimuth 축 간 coupling이 강해진다. 또한 squint angle은 PSF 중심이 비대칭적으로 이동하도록 만든다. 이러한 세 변수의 조합을 난수 샘플링하여 약 1만 개의 서로 다른 기하 조건을 생성하였다. 표적은 단일 점산란체(point scatterer)로 가정하고, 각 샘플마다 송신기-수신기 궤적, 중심 주파수, 대역폭, 송신 시간 등의

파라미터를 무작위로 설정하였다. 모든 기하는 동일한 장면 중심을 기준으로 좌표계 정규화를 거쳐 생성된다.

4-2 FMCW 신호 생성 및 영상 복원

송신 신호는 중심 주파수 $f_c=10$ GHz, 대역폭 $B=200$ MHz, 송신 시간 $T=40\mu s$ 의 chirp 신호로 정의하였다. 수신 신호는 bistatic 경로 지연 $\tau(t)=[R_{Tx}(t)+R_{Rx}(t)]/c$ 를 반영하여 식 (6)에 따라 계산된다. Beat 신호는 식 (7)의 근사를 적용하여 GPU 환경에서 병렬로 생성되며 이후 1차 FFT를 통해 range 압축(range compression)을 수행한다. 영상 복원 단계에서는 bistatic back-projection 알고리즘(식 (8))을 이용한다. 이를 GPU 기반으로 구현하여 256×256 개의 관측 포인트와 192×192 영상 해상도에서 샘플을 복원할 수 있도록 최적화하였다. 이 과정을 통해 기하 조건별로 PSF의 이방성 및 기울기(orientation)가 자연스럽게 반영된 복소 영상이 생성된다.

4-3 타깃 라벨 구성 및 정규화

입력 영상 I_m 은 위와 같은 bistatic geometry로 복원된 영상이며 타깃 영상 I_{gt} 는 동일 표적을 monostatic 조건(즉, $B=0, \beta=0$)에서 복원한 영상이다. 모든 샘플에 대해 입력과 타깃의 위상 정렬을 수행하여 PSF 중심이 영상 중앙에 오도록 정렬하였다. 학습 안정성을 위해 각 샘플은 식 (19)와 같이 크기 정규화를 거쳤다.

$$I = I / \max(|I_m|, |I_{gt}|) \quad (19)$$

이를 통해 기하에 따라 스케일이 달라지는 문제를 방지하고, PSF의 상대적 형태 변화를 학습하도록 하였다. 데이터셋은 총 10,000개의 샘플로 구성되었으며 8,000개를 학습(train), 1,000개를 검증(val), 1,000개를 테스트(test)로 분할하였다.

4-4 성능 평가 지표

학습된 네트워크의 성능 평가는 PSF의 형태적 왜곡을 정량적으로 측정할 수 있는 지표를 사용하였다. 그 중 핵심 지표는 anisotropy ratio, 방향오차(orientation error), 복소 L1 오차(complex L1)이다.

1) Anisotropy ratio (A): 복원된 PSF의 2차 모멘트 행렬

의 고유값 λ_2, λ_1 로부터 식 (20)과 같이 정의한다.

$$A = \sqrt{\lambda_1/\lambda_2}, \quad (20)$$

$A=1$ 이면 이상적인 원형 PSF를 의미하며, 값이 커질수록 타원형 변형이 심함을 나타낸다.

2) Orientation error (θ_{err}): 예측된 PSF의 주축 방향 벡터와 기준(monostatic) PSF의 방향 벡터 간의 각도 차이로 정의된다.

$$\theta_{err} = |\theta_{pred} - \theta_{gt}| \quad (21)$$

이 값이 작을수록 range-azimuth coupling이 잘 보정되었음을 의미한다.

3) Complex L1 (L_c): 복소 SAR 영상의 실수부와 허수부에 대한 절대 오차의 평균으로 계산된다.

$$L_c = \frac{1}{2HW} \sum_{x,y} (|Re(I_{pred}) - Re(I_{gt})| + |Im(I_{pred}) - Im(I_{gt})|) \quad (22)$$

Complex L1은 진폭과 위상 정보를 동시에 반영하며, PSF의 복소 일관성을 평가하는 주요 지표로 사용된다.

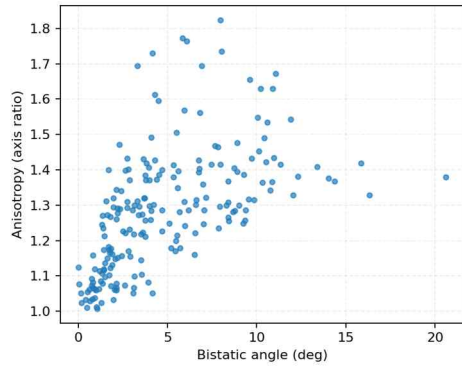
4-5 데이터셋의 물리적 및 통계적 검증

데이터셋의 물리적 타당성을 검증하기 위해 bistatic angle, squint angle 변화에 따른 PSF의 통계적 특성을 분석하였다. 분석 결과를 그림 4에 나타내었으며 그림 4(a)에서 anisotropy ratio A 는 bistatic angle에 대해 단조 증가(monotonic increasing) 경향을 보였다. 특히 bistatic angle이 10° 에서 20° 로 증가할 때 PSF의 타원비가 평균 35% 이상 확대되는 것을 확인하였다. 또한 그림 4(b)에서 squint angle 역시 각도가 커짐에 따라 A 가 선형적으로 증가하는 경향을 보였다.

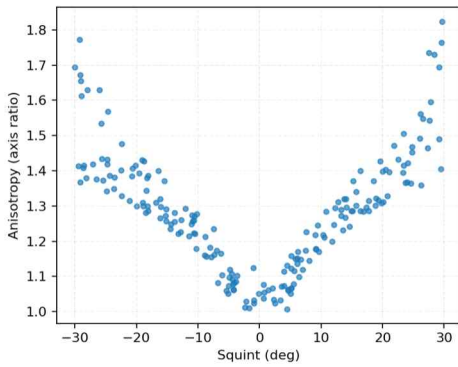
이러한 결과는 본 데이터셋이 본 논문에서 가정한 이상적인 bistatic 기하의 물리적 특성을 충실히 반영함을 의미한다. 따라서 GPR-Net이 geometry-aware 학습을 수행하기 위한 충분한 통계적 다양성과 물리적 일관성을 확보하였음을 검증하였다.

V. 시뮬레이션 결과 및 분석

본 장에서는 제안한 GPR-Net의 성능을 시뮬레이션 기



(a) 바이스테틱각에 따른 이방성 변화
(a) Anisotropy variation with bistatic angle



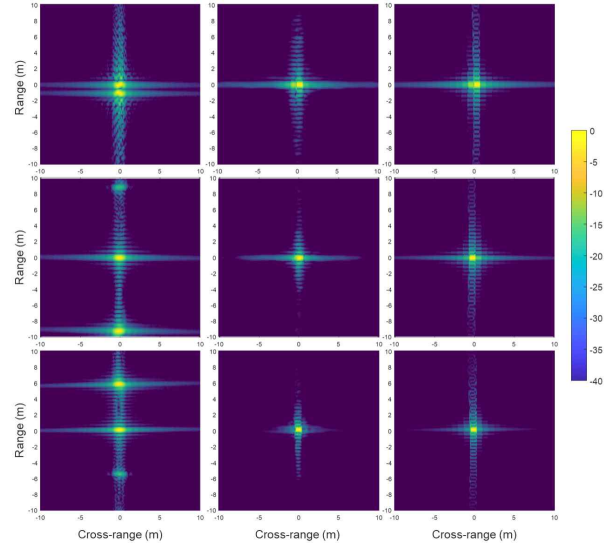
(b) 스쿼트각에 따른 이방성 변화
(b) Anisotropy variation with squint angle

그림 4. 이방성과 기하 변수에 대한 데이터셋 검증 결과
Fig. 4. Validation results of the dataset for anisotropy and geometric variables.

반 bistatic FMCW SAR 데이터셋에서 정성적 및 정량적 관점에서 평가하였다. 비교 대상으로는 기존 monostatic back-projection 결과와 비보정 bistatic 영상(input)을 사용하였다. 모든 실험은 동일한 데이터셋 구성(IV장 참고)과 동일한 학습 파라미터로 수행되었다.

5-1 정성적 비교

그림 5는 baseline 및 bistatic angle 조건을 달리한 세 가지 geometry에서의 PSF 복원 결과를 비교한 것이다. 그림 5(a)는 입력 영상으로, geometry 왜곡이 포함된 bistatic PSF를 나타내며 그림 5(b)는 제안한 GPR-Net으로 복원된 결과, 그림



(a) 입력 영상 (b) 출력 영상 (c) 정답 영상
(a) Input image (b) Output image (c) Ground truth

그림 5. PSF 복원 결과 비교

Fig. 5. Comparison of PSF restoration results.

5(c)는 monostatic 기준 타깃을 나타낸다. 비보정 입력의 경우 baseline이 커짐에 따라 PSF의 mainlobe가 타원형으로 늘어나고 range-azimuth 축이 기울어지는 심각한 anisotropy 현상이 나타난다. 반면 제안 GPR-Net을 적용한 결과에서는 PSF가 원형에 가까운 형태로 복원되었으며 중심 에너지가 타깃 위치에 재집중되었다. 이는 geometry-conditioned feature modulation과 dynamic kernel prediction이 geometry별 PSF 변화를 성공적으로 학습했음을 보여준다.

5-2 정량적 성능 평가

정량적 평가는 IV장에서 정의한 세 가지 지표(anisotropy ratio, orientation error, complex L1)를 사용하였다. 표 1은 test set 전체(1,000샘플)에 대해 산출한 평균값과 표준편차를 나타낸다. 표에서 볼 수 있듯이 제안한 GPR-Net은 geometry 변화에 따라 발생하는 PSF 왜곡을 안정적으로 보정하였다. Anisotropy ratio는 평균 1.37에서 1.06으로 감소하였고 전 구간(baseline 50~400 m)에서 표준편차가 절반 이하로 줄어들었다. Orientation error 또한 평균 18° 수준이던 입력 영상에 비해 약 5°로 유지되어 기하 변화에도 일관된 PSF 방향성을 확보하였다. 이러한 결과는 단순한 평균 성

표 1. Geometry 조건에 따른 PSF 복원 성능 비교

Table 1. Quantitative comparison of PSF restoration performance under varying geometry conditions.

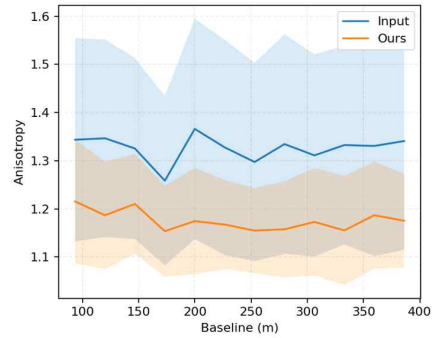
Metric	Input	GPR-net (ours)	Improvement (%)
A	1.37±0.22	1.06±0.7	22.6
θ_{err} (°)	18.4±9.7	5.3±3.1	71.2
$L_c(\times 10^{-3})$	87.2±3.54	2.31±1.12	73.5

능 향상뿐 아니라 기하 조건 전반에 걸친 복원 안정성 (robust stability) 측면에서 제안 기법의 우수성을 입증한다. Complex L1 오차 역시 전 범위에서 낮게 유지되어 위상 일관성(phase consistency)과 복소 복원 정확도 측면에서도 우수한 결과를 보였다.

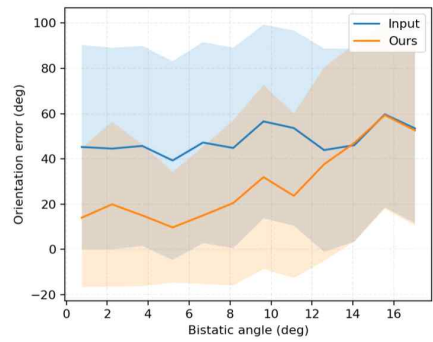
5.3 기하 변화에 따른 성능 변화

그림 6은 baseline과 bistatic angle 변화에 따른 평균±표준편차(95 % 신뢰대역 포함)를 도시한 결과이다. 입력 영상은 baseline 증가에 따라 anisotropy와 분산이 모두 증가하였지만 제안 GPR-Net 결과에서는 평균 anisotropy가 약 1.2 내외로 거의 일정하게 유지되었으며 신뢰대역 폭 또한 크게 축소되었다. 이는 GPR-Net이 geometry-aware feature modulation을 통해 기하에 따른 PSF 변화를 적극적으로 보정하며 baseline이 증가하더라도 복원 결과의 통계적 안정성을 유지함을 보여준다. 또한 bistatic angle 증가에 따라 orientation error가 입력 영상에서는 60° 이상으로 급격히 커졌으나, GPR-Net은 전 구간에서 20° 이하로 유지되어 기하 변화에 강인한 PSF 방향 보정 능력을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 제안된 regularization이 단순한 평균 성능 개선뿐 아니라, 기하 변화에 대한 variance suppression 효과를 동시에 달성했음을 의미한다.

Bistatic angle 증가에 따른 성능 변화를 살펴보면 입력 영상의 orientation error는 0°에서 약 45°였던 것이 16°에서 약 60°로 증가하였다(≈+15°). GPR-Net은 0°에서 약 15°로 시작해 14°까지는 입력 대비 15°~30° 낮은 수준을 유지하였으나 16°에서는 약 60°로 상승하여 입력과 동일한 수준에 도달하였다. 즉, 제안 기법은 중간 범위(0°~14°)의 기하 변화에 대해서는 방향 안정성을 확보하지만 고각 영역(≈16°)에서는 보정 이득이 감소하는 한계를 보인다.



(a) 수평 간격에 따른 이방성 변화
(a) Anisotropy variation with baseline



(b) 바이스테틱각에 따른 방향 오차 변화
(b) Orientation error variation with bistatic angle

그림 6. 기하 조건에 따른 성능 변화

Fig. 6. Performance variation according to geometry conditions.

VI. 결 론

본 연구에서는 cross-track multistatic FMCW SAR 환경에서 송·수신 기하 구조에 의해 발생하는 PSF 왜곡을 학습적으로 보정하기 위한 GPR-Net을 제안하였다. GPR-Net은 baseline, bistatic angle, squint angle 등의 기하 정보를 FiLM 기반 geometry-conditioned U-Net과 KPN에 주입하여 기하에 따른 PSF 변형을 동적으로 보정함으로써 anisotropy를 약 23 %, orientation error를 약 71 % 감소시키고 Complex L1 오차를 74 % 개선하였다. 또한 실제 FMCW 파형과 bistatic 궤적을 반영한 이상적인 단일 점표적의 물리 기반 시뮬레이션 데이터셋을 구축하여 기하 변화에 따른 PSF의 단조적 왜곡 특성을 검증하고 모델의 학습 안정성과 논문에서 고려한 기하 범위 내에서의 일반화 성능을 입증하였다. 이러한 결과는 geometry-aware regul-

arization이 multistatic SAR 영상의 해상도 균질화와 PSF 수준의 복소 응답 일관성 향상을 달성할 수 있는 효과적인 접근임을 보여주며 실측 SAR 데이터 및 분산 표적을 포함한 보다 복잡한 multistatic 환경으로의 확장 가능성을 후속 연구 방향으로 제시한다.

References

- [1] C. Oliver, S. Quegan, *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*, 2nd ed. London, SciTech Publishing/IET, 2004.
- [2] M. Soumekh, *Synthetic Aperture Radar Signal Processing with MATLAB Algorithms*. New York, NY, John Wiley & Sons, 1999.
- [3] J. C. Curlander, R. N. McDonough, *Synthetic Aperture Radar: Systems and Signal Processing*. New York, NY, John Wiley & Sons, 1991.
- [4] A. Bekar, M. Antoniou, and C. J. Baker, "Low-cost, high-resolution, drone-borne SAR imaging," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 60, p. 5208811, Jun. 2021.
- [5] Y. Liu, Y. K. Deng, R. Wang, and O. Loffeld, "Bistatic FMCW SAR signal model and imaging approach," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 49, no. 3, pp. 2017-2028, Jul. 2013.
- [6] S. Neemat, F. Uysal, O. Krasnov, and A. Yarovoy, "Reconfigurable range-Doppler processing and range resolution improvement for FMCW radar," *IEEE Sensors Journal*, vol. 19, no. 20, pp. 9294-9303, Oct. 2019.
- [7] A. Moreira, P. Prats-Iraola, M. Younis, G. Krieger, I. Hajnsek, and K. P. Papathanassiou, "A tutorial on synthetic aperture radar," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, vol. 1, no. 1, pp. 6-43, Apr. 2013.
- [8] D. Cerutti-Maori, J. Klare, I. Walterscheid, and A. R. Brenner, "Bistatic SAR processing using an Omega-K type algorithm," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, no. 11, pp. 3454-3468, 2008.
- [9] R. Wang, O. Loffeld, H. Nies, S. Knedlik, and J. H. G. Ender, "Chirp-scaling algorithm for bistatic SAR data in the constant-offset configuration," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 3, pp. 952-964, Dec. 2008.
- [10] R. Wang, Y. Luo, Y. Deng, Z. M. Zhang, and Y. Liu, "Motion compensation for high-resolution automobile FMCW SAR," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 10, no. 5, pp. 1157-1161, Feb. 2013.
- [11] Y. F. Shao, R. Wang, Y. K. Deng, Y. Liu, R. Chen, and G. Liu, et al., "Fast backprojection algorithm for bistatic SAR imaging," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 10, no. 5, pp. 1080-1084, Jan. 2013.
- [12] Z. Zhang, H. Wang, F. Xu, and Y. Q. Jin, "Complex-valued convolutional neural network and its application in polarimetric SAR image classification," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 55, no. 12, pp. 7177-7188, Sep. 2017.
- [13] E. Perez, F. Strub, H. de Vries, V. Dumoulin, and A. Courville, "FiLM: Visual reasoning with a general conditioning layer," *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 32, no. 1, Apr. 2018, pp. 3942-3951.
- [14] B. Mildenhall, J. T. Barron, J. Chen, D. Sharlet, R. Ng, and R. Carroll, "Burst denoising with kernel prediction networks," in *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, Salt Lake City, UT, Jun. 2018, pp. 2502-2510.

조민곤 [포항공과대학교/박사과정]

<https://orcid.org/0000-0002-4359-7324>

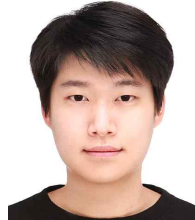


호처리, 딥러닝

2022년 2월: 충남대학교 전자공학과 (공학사)
 2024년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)
 2024년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 박사과정
 [주 관심분야] SAR 초해상화, 레이다 신호처리, 딥러닝

이인혁 [포항공과대학교/박사과정]

<https://orcid.org/0000-0001-7112-1318>



리, 압축 센싱

2019년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학사)
 2021년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)
 2021년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 박사과정
 [주 관심분야] SAR/ISAR, 레이다 신호처리, 압축 센싱

김 현 동 [포항공과대학교/박사과정]

<https://orcid.org/0009-0002-8398-3868>



2023년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학사)
2025년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)
2025년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 박사과정

[주 관심분야] 레이더 신호 처리, 전자전 시스템, ISAR

백 민 영 [LIG 디펜스&에어로스페이스/선임연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-6235-5806>



2016년 9월: 연세대학교 지구시스템학과 (이학사)
2019년 2월: 연세대학교 지구시스템학과 (이학석사)
2019년 4월~2023년 2월: 에스아이에이 연구원
2023년 2월~현재: LIG 디펜스&에어로스

페이스 선임연구원
[주 관심분야] SAR 신호처리, 딥러닝

신 희 섭 [LIG 디펜스&에어로스페이스/수석연구원]

<https://orcid.org/0000-0003-4777-2553>



2004년 2월: 한국과학기술원 전자전산학과 전기 및 전자공학전공 (공학석사)
2009년 2월: 한국과학기술원 전자전산학과 전기 및 전자공학전공 (공학박사)
2009년 1월~현재: LIG 디펜스&에어로스 페이스 수석연구원

[주 관심분야] SAR 신호처리

유 응 노 [LIG 디펜스&에어로스페이스/수석연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-2255-6531>



2001년 2월: 한양대학교 전자전기공학과 (공학사)
2003년 2월: 한양대학교 전자전기공학과 (공학석사)
2003년 3월~현재: LIG 디펜스&에어로스 페이스 수석연구원

[주 관심분야] SAR 체계개발

옥 재 우 [LIG 디펜스&에어로스페이스/수석연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-6576-6467>



2009년 2월: 중앙대학교 전자전기공학부 (공학사)
2011년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)
2011년 3월~현재: LIG 디펜스&에어로스 페이스 수석연구원

[주 관심분야] SAR

김 경 태 [포항공과대학교/교수]

<https://orcid.org/0000-0003-1200-5282>



1994년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학사)
1996년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)
1999년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학박사)
2002년 3월~2011년 2월: 영남대학교 전자공학과 교수

2011년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 교수
2012년 9월~2017년 12월: 레이더/IR 표적식별 특화연구실실장
2018년 1월~현재: 무인감시정찰기술연구센터장
2019년 4월~현재: 차세대 영상레이더시스템 연구센터장
2024년 7월~현재: 국방과학기술 협력센터장
[주 관심분야] 레이더 신호 처리 및 영상, 레이더 표적인식 및 패턴인식, 전자기수치해석 및 RCS 추정